

□ Auswertestrategien in qs-STAT und solara.MP

Bedenkenlos Wahrheiten erklicken - oder lieber „Trau keiner Statistik...“?

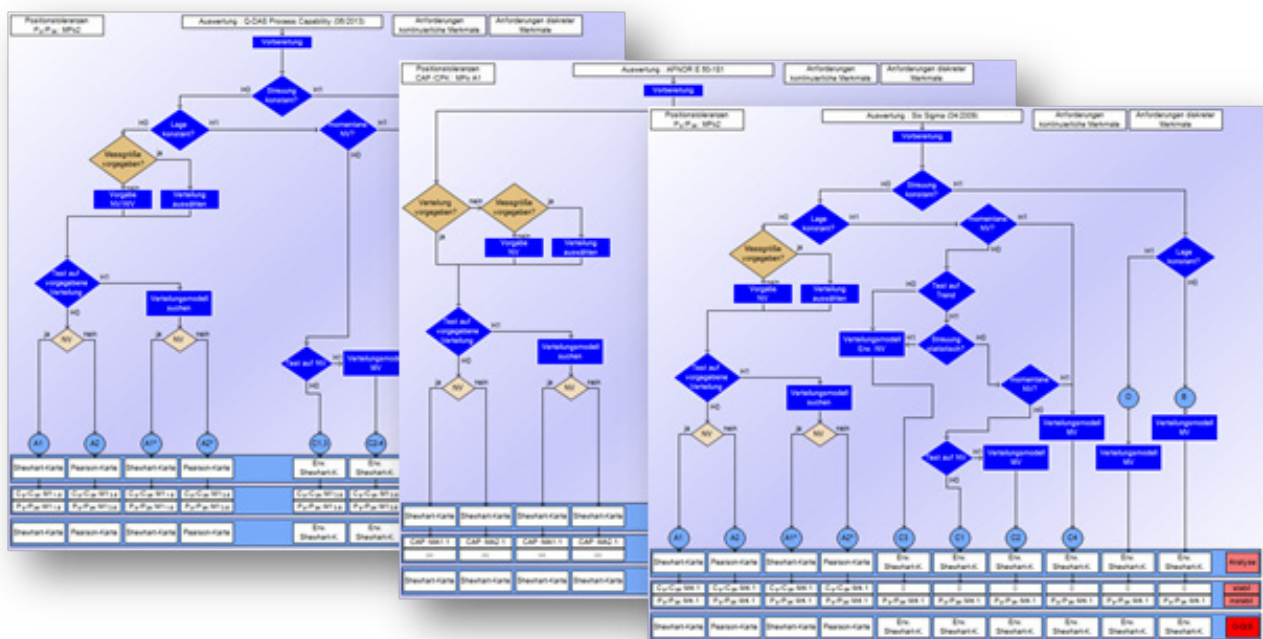
Die „Auswertestrategie“ – das ist das Zauberwort in der Q-DAS Software qs-STAT, solara.MP, destra und allen CAMERA-Produkten. Wir wollen hier klären, was unter einer „Auswertestrategie“ zu verstehen ist und wie man sie gestalten kann.

Bevor wir mit dem Thema beginnen, eine Warnung vorab: Bitte achten Sie darauf, dass Teile des Textes mit dezenten Augenzwinkern zu lesen sind! Aber nur Teile, nicht alles.

<mode sporadic irony on>



Es sollte bewusst sein, dass eine Software-Auswertestrategie natürlich nur die Verkörperung einer Qualitätsphilosophie ist. Das heißt, die Auswertestrategie entsteht im Kopf des Philosophen, wird dann als Unternehmensstrategie zu Papier gebracht und letztlich in der Software abgebildet, um eine einheitliche Vorgehensweise zu gewährleisten. Damit stellt man sicher, dass unternehmensweit die richtigen Methoden genutzt werden.



Hält man sich nun an diese mit viel Mühe erarbeitete Auswertestrategie, dann macht man folglich alles richtig. Oder genauer: Wer sich an die Strategie der Firma Müller hält, macht alles richtig - für die Firma Müller. Für Firma Meier muss man sich schon an die Meier-Strategie halten. Und schon sind wir bei der entscheidenden Frage: Wenn die Müller-Strategie andere Ergebnisse liefert als die Meier-Strategie, beide aber richtig sind, welche ist dann richtiger? Der Superlativ geht auch noch: Welche der vielen Auswertestrategien in qs-STAT und solara.MP ist nun am richtigsten?

Kritische Zeitgenossen im postfaktischen Zeitalter kennen dazu eine Antwort: „Meine Strategie ist am richtigsten“.

Aber schon im der „pre“faktischen Zeit haben Menschen auf Statistiken mit Vorsicht reagiert. Schon der Gesprächsaufakt „Statistisch gesehen ...“ führt meist zu Veränderungen in der Neigung der Mundwinkel. Das ist verwunderlich, denn Statistik ist ein Fachbereich der Mathematik. „Mathematik ist eine Bedingung aller exakten Erkenntnis“, sagt Immanuel Kant. Keine Wissenschaft ist also wahrer als die „reine Mathematik“. Warum wagt sich dann M. L. H. Kessel alias Hans Brühl zu sagen, die Statistik sei „das Märchen der Vernunft“? Und es gibt noch schlimmere Aussagen, auf die wir verzichten, um mit dieser Publikation FSK 12 einhalten zu können!

Warum haben wir solche Probleme mit Statistik?

Zuerst einmal gilt es zu verstehen, dass es eine beschreibende und eine schließende Statistik gibt. Beschreibende Statistik ist ein Spiegel des Istzustandes. Unredliche Optimierungen sind meist leicht zu erkennen. Schwerer wird das bei der schließenden Statistik, die aus dem Istzustand Schlussfolgerungen ableitet.

Diese Schlussfolgerungen bauen auf eine Datenbasis, die immer nur Bruchteile der Wahrheit enthält, sonst bräuchten wir ja keine Statistik. Mit der Qualität der Daten steht und fällt die Qualität der Statistik.

Um sinnvolle Schlussfolgerungen abzuleiten, müssen wir die Strukturen verstehen, die zu den von uns gefundenen Daten geführt haben. Wir brauchen also ein Modell der Realität, die die Daten erzeugt hat.

Modelle müssen nicht eindeutig sein. Sie können das im wahrsten Sinn des Wortes sehen. Das Licht, das gerade Ihr Auge erreicht, hat sowohl Wellen- als auch Teilchennatur zugleich. Wenn ein Lichtteilchen in ein Photometer fällt, dann kann man es klackern hören, wenn Sie die Farben eines Regenbogens sehen, dann sehen Sie die unterschiedlichen Brechungswinkel in Abhängigkeit der

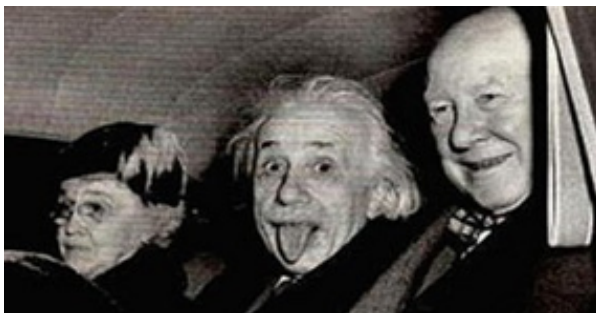


Abbildung 1 Einstein wie man ihn kennt

Wellenlänge. Keines der Modelle kann den wahren Charakter vollständig beschreiben. Wer also mit Licht arbeitet, nutzt immer ein passendes Modell für den gerade betrachteten Aspekt. Selbst Einstein war im Zweifel, ob er das verstanden hat. Dazu sagte er 1951: „Heute glaubt zwar jeder Lump, er wisse es, aber er täuscht sich...“. Sein Kollege Niels Bohr sieht das Problem ähnlich. Er sagte: „Es gibt triviale Wahrheiten und es gibt große Wahrheiten. Das Gegenteil einer trivialen Wahrheit ist einfach falsch. Das Gegenteil einer großen Wahrheit ist auch wahr.“

Wellenlänge. Keines der Modelle kann den wahren Charakter vollständig beschreiben. Wer also mit Licht arbeitet, nutzt immer ein passendes Modell für den gerade betrachteten Aspekt. Selbst Einstein war im Zweifel, ob er das verstanden hat. Dazu sagte er 1951: „Heute glaubt zwar jeder Lump, er wisse es, aber er täuscht sich...“. Sein Kollege Niels Bohr sieht das Problem



Abbildung 2 Niels Bohr

Dieses Dilemma finden wir in unseren statistischen Modellen wieder. Wem das zu komplex ist, der wählt sehr gerne die oben erwähnten pragmatischen Ansätze wie „La vérité c'est moi“. (Um nicht in die aktuelle Politik verstrickt zu werden, verweisen wir zu 60% - 75% auf den französischen Sonnenkönig Ludwig XIV.) Definieren Sie im Zweifel also einfach ihre Wahrheit und verteidigen Sie Ihre Sicht der Dinge ohne Andeutungen von Selbstzweifel.



Abbildung 3 Ludwig XIV.

Haben wir uns auf ein Modell festgelegt, dann ziehen wir daraus Schlüsse, z. B. wie viele niO-Teile wir erwarten oder welchen Fähigkeitsindex der Prozess hat. Das klingt zuerst einmal recht geradlinig, denn dafür gibt es ja eine Formel. Schauen wir jetzt aber wieder zurück zu unserer Datenbasis, müssen wir zugeben, dass es in Wahrheit auch ein wenig anders sein könnte. Fertigen Sie beispielsweise bei der Maschinenfähigkeit (MFU) ein 51. Teil und werfen Sie das erste weg. Dann wird sich der Cm/Cmk leicht verändern, weil das 51. Teil wahrscheinlich nicht identisch ist mit dem ersten, die Maschine aber immer noch die gleiche ist. Daraus wird klar, dass wir ein Zufallsergebnis erhalten, zu dem es einen Vertrauensbereich gibt, in dem das „wahre Ergebnis“ mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit liegt. Wir haben also ein richtiges Ergebnis bekommen, aber nicht das wahre Ergebnis.

Sie erahnen das Drama: Alle Ergebnisse sind richtig, aber nicht unbedingt wahr. Rein zufällig könnte es auch ein wahres Ergebnis sein, aber das wüssten wir dann nicht. Denn der wahre Wert ist per Definition unbekannt.

Bevor nun der Eindruck entsteht, dass Statistik ein beliebiges und willkürliches Herbeizaubern lobbygetriebener Scheinergebnisse ist, muss ich erklären, dass die Kunst der Statistik genau darin besteht, diese Unsicherheiten benennen, berechnen und anwenden zu können.

Der wesentliche Irrtum im Verständnis der Statistik liegt also darin zu glauben, man könne die Wahrheit auf den Punkt genau errechnen. Wer Vertrauensbereiche ignoriert, hat damit schon den ersten Schritt zu einer falschen Schlussfolgerung getan. Wer Statistik verstanden hat, der weiß, dass wir uns damit der Wahrheit nähern können, und zwar sehr viel näher als mit allen anderen Techniken.

Mit diesem Wissen zurück zur Auswertestrategie. Wir haben gesehen, dass es viele Wege gibt, sich der Realität zu nähern. Nicht alle Auswertestrategien verfolgen dabei den gleichen Ansatz. Oftmals vernachlässigen Auswertestrategien auch Fälle, die nach Ansicht des Erstellers irrelevant sind. Deshalb ist es so wichtig, die Hintergründe und Möglichkeiten der Auswertestrategien zu verstehen und zielgerichtet einzusetzen.

<mode sporadic irony reduced>



Unsere Auswertestrategie muss also die drei Stufen beachten, die wir bei einer Analyse von Daten durchlaufen:

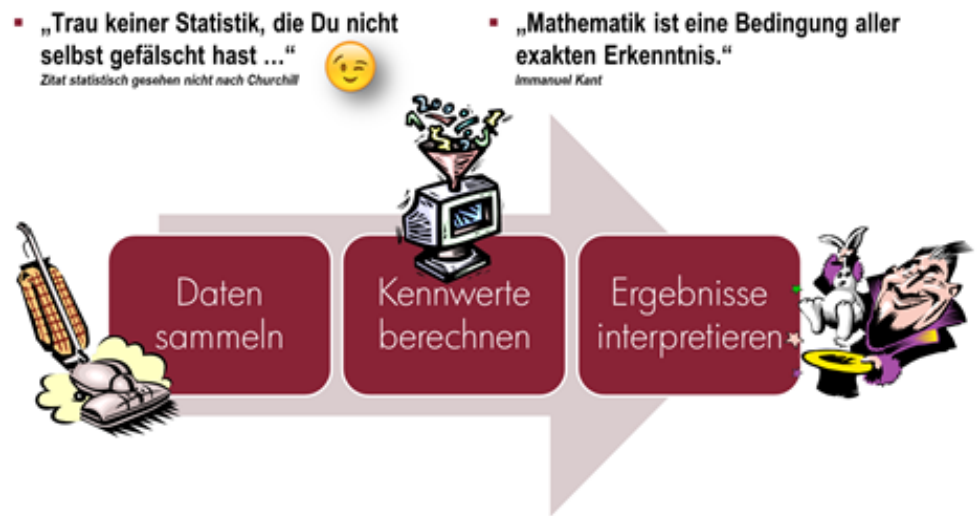


Abbildung 4

1. Phase Datenerfassung: Sind die Rohdaten brauchbar?

Es gilt zu klären, ob die Messwerte repräsentativ für den zu bewertenden Prozess sind, ob sie alle notwendigen Informationen und nichts darüber hinaus enthalten. Den ersten Teil der Frage („enthält alles“) kann nur der Auswerter beantworten. Den zweiten Teil der Frage kann die Software schon unterstützen. Man kann z. B. prüfen, ob einzelne Werte überraschend weit vom Zentrum entfernt sind oder gar Plausibilitätsgrenzen verletzen. Etwas komplexer sind da schon Part-Anomalie-Analysen, bei denen quer über alle Merkmale des Teils Anomalien bewertet werden. Sie merken, ich vermeide das Wort Ausreißer. Denn keine Software kann Ausreißer „nachweisen“. Die berühmten Ausreißertests (Grubbs, David-Hartley-Pearson, Hampel, ...) prüfen nur auf Symptome eines Ausreißers unter speziellen Bedingungen (meist Normalverteilung) und sagen: „Entweder ist der Wert für eine Normalverteilung überraschend weit draußen oder es ist gar keine Normalverteilung“. Ob es wirklich ein Ausreißer ist, das kann nur der Kenner des Prozesses bewerten.

2. Phase Kennwerte berechnen: Welche Kennwerte sind wie zu berechnen?

Das ist wohl der glücklichste Teil der Auswertestrategie, dafür sind „Rechner“ ja geschaffen. Darüber hinaus gibt es diverse Papiere, die die Berechnungsmethoden darlegen, und wenn Sie sich für eine Richtlinie von irgendjemandem entschieden haben, dann stellen Sie alles so ein. Da diese Richtlinien aber oft nicht konform gehen, bestünde auch die Möglichkeit, sich einer internationalen Norm anzupassen. Empfehlenswert ist die Reihe ISO 22514 „Statistical methods in process management - Capability and performance“. Warum das nicht alle machen? Nun ja - von den Beatles bis Lady Gaga, von van Gogh bis Andy Warhol - wie kann man seine Individualität besser darstellen als durch Abweichung von der Norm? Andererseits ist „die Norm ja auch nur“ Stand der Technik – warum sollten Sie es nicht noch besser machen?

3. Phase Ergebnis bewerten: Wie sind die Kennwerte zu interpretieren?

Hier kann die automatische rechnergestützte Auswertestrategie noch so lange helfen, wie objektive Entscheidungen anstehen. Beispielweise die Frage, ob Grenzwerte erreicht sind und ob der Wert noch innerhalb eines Vertrauensbereiches liegt. Der darauf folgende und eher subjektive auf Erfahrungswerte begründete Teil der Interpretation geht wieder an den Auswerter über.

Angenommen, wir möchten eine Auswertestrategie für qs-STAT Prozessanalyse erstellen. Um einen Bezug zu einem validierten Standard zu haben, entscheiden wir uns, der Norm DIN ISO 22514-2 zu folgen. Um den Artikeln nicht ins Endlose zu expandieren, werden nun nur die wichtigsten Punkte erläutert.

Für die Bestimmung der Verteilungszeitmodelle gibt es folgende Vorgaben (Abbildung 5):

Prozess- standard- abweichung s(t)	Prozessmittelwert $\mu(t)$							
	konstant				nicht konstant			
konstant	Kurzeitverteilung	A		C				
		A1	A2	C1	C2	C3	C4	
		normal-verteilt	nicht normal-verteilt - unimodal	Lage	zufällig	zufällig	systematisch (z. B. Trend)	systematisch und zufällig (z. B. losweise)
nicht konstant	resultierende Verteilung	B		D				
		beliebige Form - unimodal		resultierende Verteilung	beliebige Form			
				Kurzzeitverteilung	normal-verteilt	normal-verteilt	normal-verteilt	normal-verteilt
				resultierende Verteilung	normal-verteilt	nicht normal-verteilt - unimodal	beliebige Form	beliebige Form, z. B. multimodal

Abbildung 5

Diese Aufgliederung in Verteilungszeitmodelle hat den Vorteil, dass hier schon auf zeitliche Instabilitäten und möglicherweise notwendige Prozessoptimierungen und anwendbare Regelmeechanismen rückgeschlossen wird.



Als Erstes muss geklärt werden, ob die Prozessstreuung zeitlich stabil ist (Abbildung 6). Über den Ausgang H_0 (Nullhypothese) geht es weiter zu Verteilungszeitmodellen A und C, über H_1 (Alternativhypothese) zu B und D.

Abbildung 6

Nun muss in beiden Fällen die Konstanz der Lage geprüft werden (Abbildung 7). Im linken Ast geht es über H_0 zu Verteilungszeitmodell A, über H_1 zu C. Im rechten Ast geht es über H_0 zu B, über H_1 zu D. Damit ist die erste grobe Einteilung fertig.

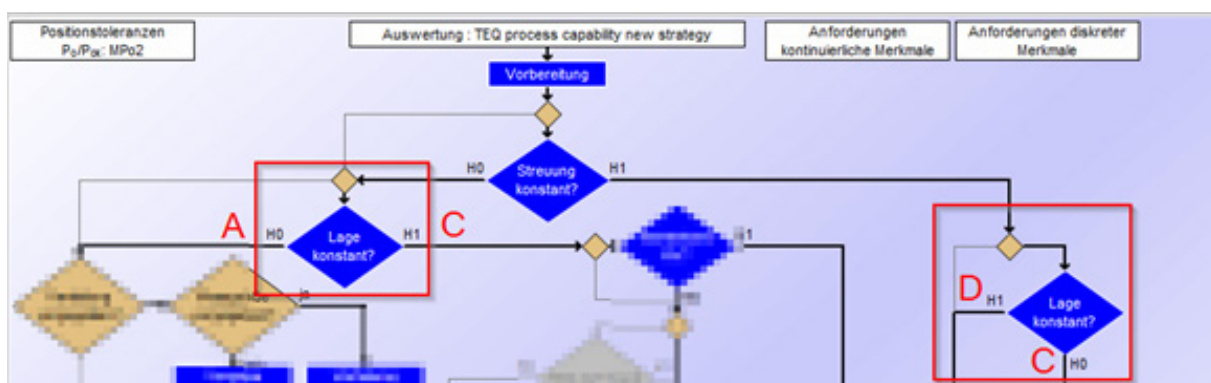


Abbildung 7

Schauen wir uns nun den Ast zu A genauer an. Wir müssen Verteilungszeitmodell A1 zu A2 genauer unterscheiden. Dazu würde es reichen, einfach auf Normalverteilung zu testen (Abbildung 8).

Aber was machen Sie, wenn es keine Normalverteilung ist? Dazu sagt die Norm leider nicht viel. Sie brauchen jetzt ein unimodales (eingipfliges) Verteilungsmodell, das die Daten gut beschreibt. Davon gibt es viele. Legen Sie bitte den Pool fest, aus dem qs-STAT auswählen darf (Abbildung 9).

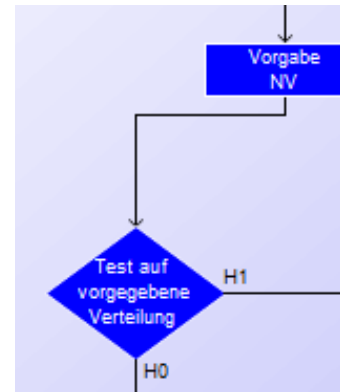


Abbildung 8

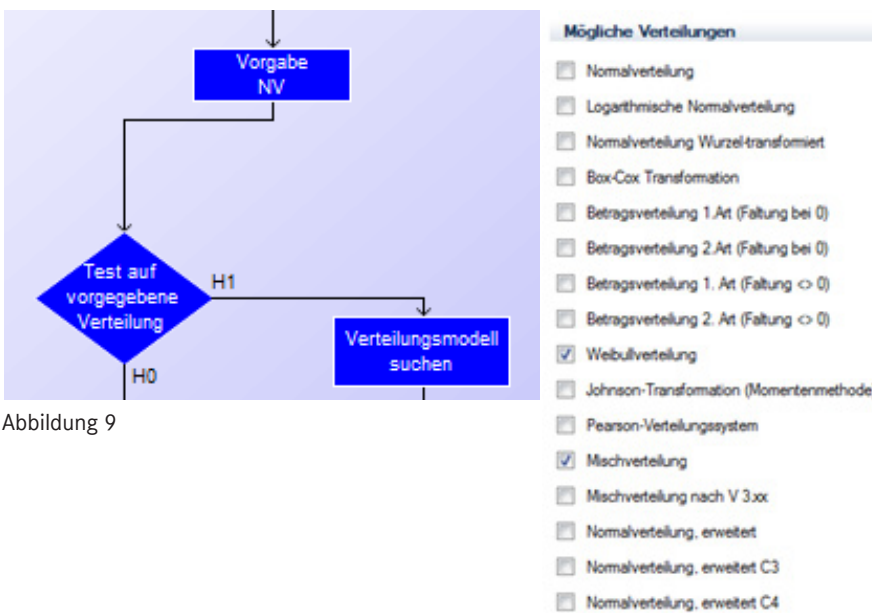


Abbildung 9

Oder haben Sie gar technische Vorkenntnisse, aus denen Sie auf wahrscheinliche Verteilungsmodelle zurückschließen können. Dann nutzen Sie doch dieses Wissen zur Vorauswahl (Abbildung 10).

Im C-Ast müssen wir hingegen die Modelle C1-C4 unterscheiden. Dazu müssen wir herausfinden, ob eine momentane Normalverteilung vorliegt (Abbildung 11).

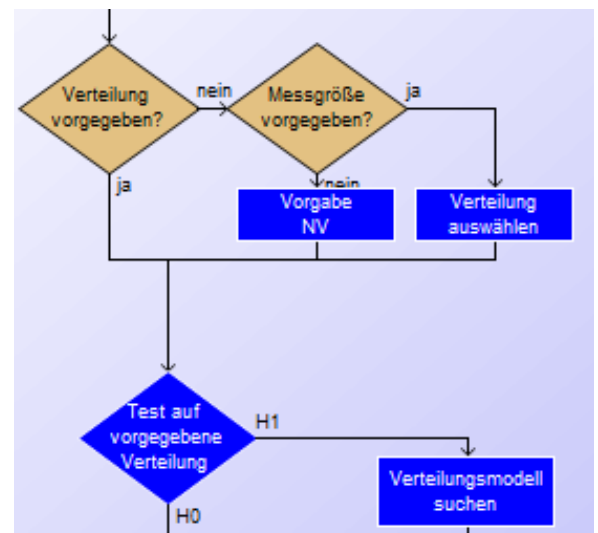


Abbildung 10

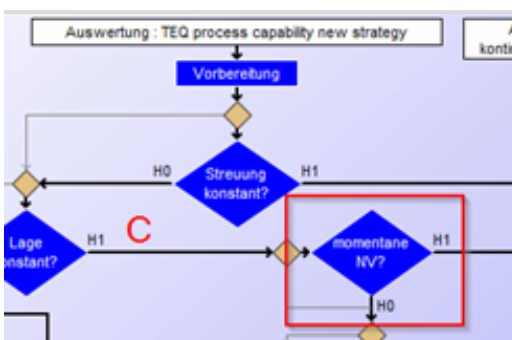


Abbildung 11

Liegt keine momentane Normalverteilung vor, ist eine Voraussetzung für das C-Modell nicht gegeben und wir gehen über H1 in das D-Modell (Abbildung 12). Sieht es erst mal so aus, als würde eine momentane Normalverteilung vorliegen, dann gilt es, die C-Prozesse zu differenzieren. C1 ist resultierend auch eine Normalverteilung - trotz Trend. C2 ist eingipflig, aber nicht normalverteilt. C3 hat als Besonderheit einen linearen Trend. C4 ist der Lumpensammler, was sonst nicht passt, kommt da rein. Im Klartext werden das in erster Linie Mischverteilungen mit eindeutig konstanter Momentanstreueung sein, die aus der variablen Lage resultieren. Also prüfen wir das doch mal nach.

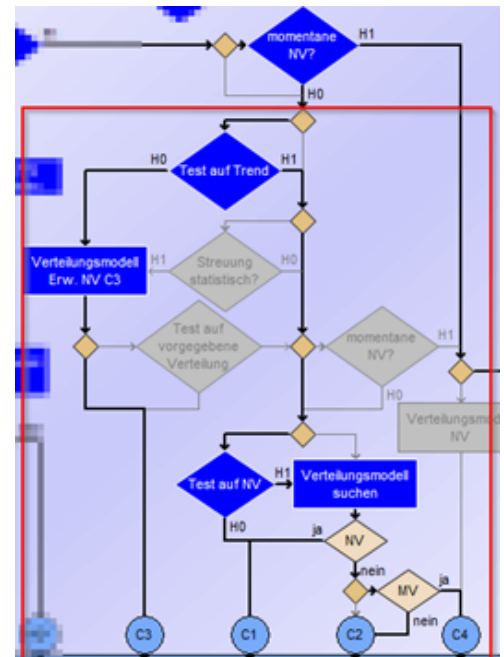


Abbildung 12

Wer sich aufmerksam die deaktivierten Möglichkeiten betrachtet, sieht sehr schnell, dass dieser Weg nicht der einzig mögliche ist. Hier eine Alternative (Abbildung 13):

Viele Firmen erachten es als nicht wichtig, alle C-Modelle unterscheiden zu können. Dann könnte das Ergebnis auch so aussehen (Abbildung 14):

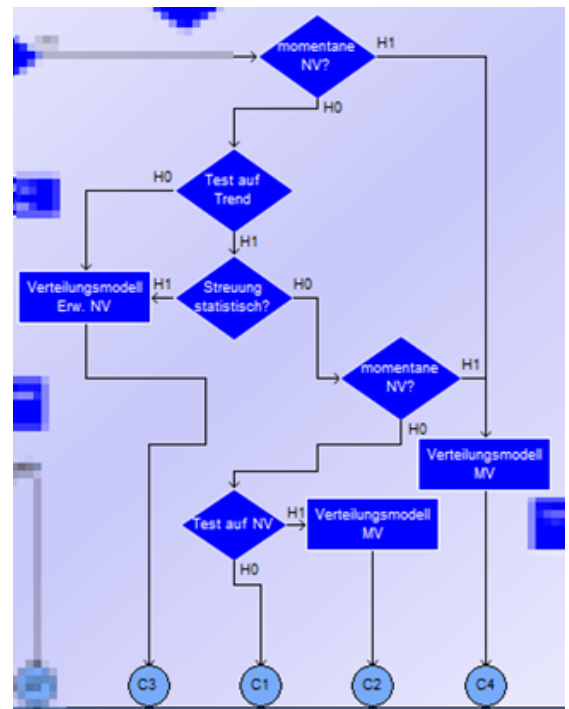
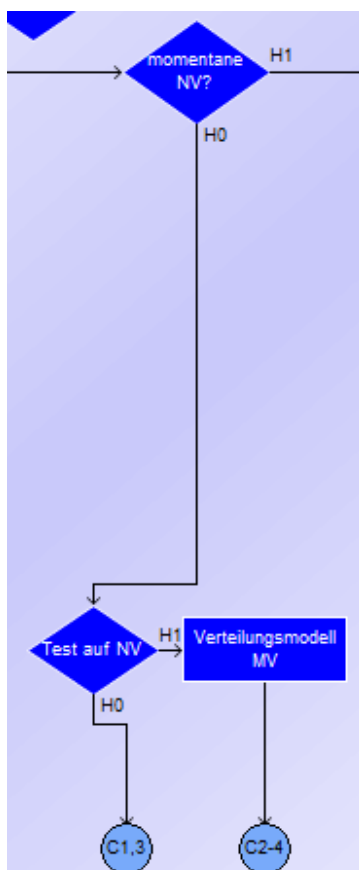


Abbildung 13



Oder so (Abbildung 15):

Abbildung 14

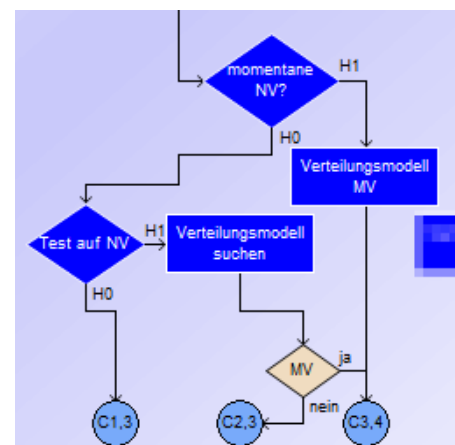
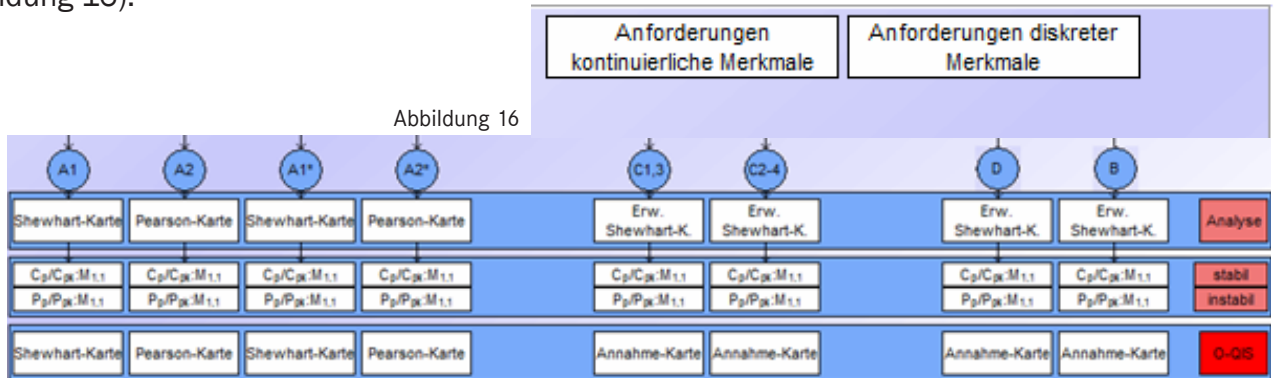
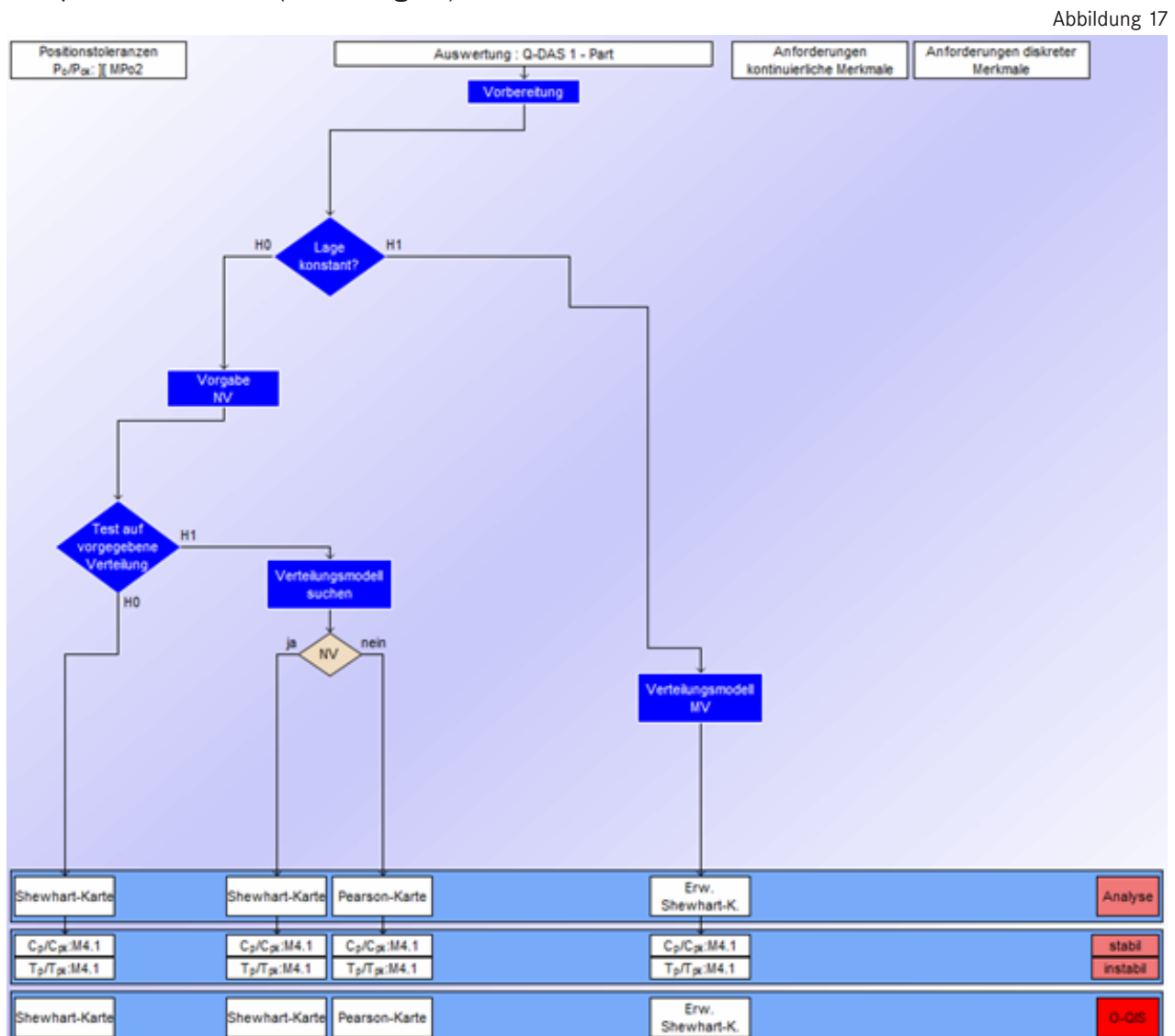


Abbildung 15

Haben wir nun die Modelle soweit identifiziert, schließt sich die Bewertung der bisherigen Prozessstabilität und die Wahl zukünftiger Regelkriterien auf Basis der Qualitätsregelkarten an. Dann müssen die Fähigkeitskennwerte berechnet und mit den Anforderungen verglichen werden (Abbildung 16).



Auf weitere Details wollen wir hier nicht eingehen. Lassen wir lieber die Kritiker zu Wort kommen. Ein typischer Einwand ist, dass die Analyse der Verteilungszeitmodelle zwar ganz interessant, aber andererseits komplex und der mit „Low Level“-Statistik bei Tier (n+1) nicht kompatibel ist. Möchte man die Methoden auf ein „Best Fit“-Verteilungsmodell reduzieren, dann kann die Strategie zum Beispiel so aussehen (Abbildung 17):



Umgekehrt kann man die Methoden erweitern, z. B. um bei Abweichungen von den (theoretisch) erwarteten Verteilungsmodellen manuelle Eingriffe in der Auswertung zu erzwingen (Abbildung 18):
Abbildung 18

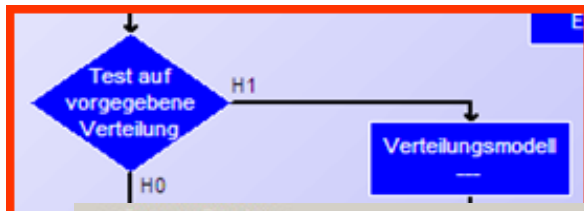


Abbildung 18

— Bedingte Fähigkeit

- Bedingte Fähigkeit, wenn vorläufiger C-Wert verwendet wurde (L1)
- Bedingte Fähigkeit, wenn kein Verteilungsmodell gefunden wurde (L2)
- Bedingte Fähigkeit, wenn das einzige Problem das Anpassen der C-Werte ist (L3)
- Bedingte Fähigkeit, wenn Wamgrenze für zu wenig Werte unterschritten (L4)
- Bedingte Fähigkeit, falls Ausreißer automatisch entfernt und Fähigkeit gegeben und Ausreißeranteil größer: (L5)

%

Damit haben wir einen ersten Einblick in Sinn und Zweck sowie Struktur der Auswertestrategie zu qs-STAT bekommen. Gleiches gilt für solara.MP, wobei dort der Ablauf zwar einem Flussdiagramm gleicht, die Methoden aber explizit als eigenständige Verfahren definiert sind. Auch in solara.MP sind die Varianten vielfältig und bieten einen großen Unterhaltungswert.

Aber wir müssen nun zu einem Ende kommen ... Diese und weitere Details erläutern wir (natürlich rein aus Platzmangel in dieser Publikation) in unseren Seminaren 017-SW für die Maschinen- und Prozessfähigkeit in qs-STAT und 018-SW für die Messsystemanalyse und Prüfprozesseignung in solara.MP.

Die nächsten Termine finden Sie hier:

qs-STAT Maschinen- und Prozessfähigkeit: <https://www.teq.de/de/017-sw>

solara.MP Messsystemanalyse und Prüfprozesseignung: <https://www.teq.de/de/018-sw>

<mode sporadic irony off>

Quellennachweis

Abbildung 1 Quelle: Helles-Koepfchen.de https://www.helles-koepfchen.de/albert_einstein/

Abbildung 2 und Abbildung 3 Gemeinfrei nach <http://wikipedia.org>

Abbildung 5 Nachgebildet einer Tabelle aus DIN ISO 22514-2:2012

Emoji provided free by <http://emojione.com>